1

# System und Verfahren zur automatisierten Kreditrisikoindexierung

Die vorliegende Erfindung betrifft ein computergestütztes System und ein ebensolches Verfahren zur autmatisierten Kreditrisikoindexierung, wobei das System mindestens Mittel zum Erfassen und Auswerten von

5 Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten umfasst, bei welcher Auswertung Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen berechnet werden. Insbesondere betrifft die vorliegende Erfindung ein Verfahren und ein System zur automatisierten Bewirtschaftung von Kreditportfolios unter Berücksichtigung von Ausfallkorrelationseffekten und

10 Einzelkreditrisiken. Die Erfindung betrifft weiter ein Computerprogrammprodukt zur Durchführung dieses Verfahrens.

Für viele Fragenstellungen im Rahmen der Bewertung kreditrisikobehafteter Finanztitel, sowie der Abschätzung von Risiko-Bestimmungen für Einzelkredite und/oder Kreditportfolios müssen heute Korrelationseffekte einerseits von Unternehmensbilanzdaten und Börsendaten, aber auch der Kreditrisiken bzw. der Ausfallrisiken untereinander berücksichtigt werden. Im Stand der Technik gibt es verschiedenste Verfahren zur Bestimmung von Kreditrisiken und Kreditrisikokorrelationen, die eine Quantifizierung ermöglichen. Da der Fragestellung jedoch dynamische und im höchsten Masse nicht lineare Effekte zugrunde liegen, entziehen sich alle diese Konzepte bis heute einer Automatisierung des Verfahrens. Dies zeigt sich im Stand der Technik deutlich darin, dass bei diesen Verfahren besonders auf empirische Schätzung der korrelationsbestimmenden Parameter abgestellt werden muss. Obwohl im Stand der Technik bekannt ist, dass 25 Einzelkreditrisiken nicht nur basierend auf Unternehmensbilanzdaten berechnet werden können, sondern dass z.B. auch Börsendaten relevante Information für die Kreditrisiken geben, werden diese Parameter wegen der Komplexität der Zusammenhänge meistens nur partiell oder gar nicht in den Verfahren des Standes der Technik berücksichtigt werden. Die aus der Aktienanalyse bekannte Grundwahrheit, dass das Portfoliorisiko nicht identisch mit der Summe der Einzelrisiken ist, gilt in gleicher Weise für Portfolios von Kreditrisiken. Während die explizite Messung von Portfoliosrisiken und deren

Optimierung im Rahmen von Aktienanlagen heute zu den Standardroutinen im

Asset Management gehört, ist die Berücksichtigung von Portfolioeffekten im Rahmen einer Kreditrisikomessung im Stand der Technik kaum gefasst. Eine umfassende Quantifizierung von Einzelrisiken und Portfolioeffekten ist aber aus verschiedenen Gründen für ein investierendes Unternehmen und/oder eine 5 Bank technisch äusserst wichtig. Die Quantifizierung von Einzelrisiken und von Portfolioeffekten erlaubt erst eine Quantifizierung des Gesamtrisikos im Kreditbereich und damit eine Abschätzung der ökonomisch adäquaten Eigenkapitalunterlegung. Die Quantifizierung ermöglicht weiter eine Portfoliosteuerung des Kreditportfolios, die explizit den marginalen Beitrag einzelner Positionen (Kreditrisiken) zum Gesamtrisiko berücksichtigt. Im Rahmen von Verbriefung mit Asset Backed Securities verbleibt häufig ein begrenztes Ausfallrisiko beim Emittenten (z.B. die ersten zwei Prozent der Ausfälle des verbrieften Pools werden vom Emittenten getragen). Die Bewertung einer solchen Ausfallsgarantie erfordert die Bestimmung der Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls von x% der Kreditteilnehmer für verschiedene Werte von x. Diese Problemstellung ist formal identisch mit der Bestimmung des Value at Risk eines Portfolios. Der einzige Unterschied liegt in der Verwendung unterschiedlicher Quantile der Häufigkeitsverteilung. Weiter erfordert ebenfalls die Bewertung von Kreditderivaten unter Berücksichtigung des Kontrahentenausfallrisikos eine Quantifizierung der Kreditrisiken bzw. von Korrelationseffekten im Kreditbereich. Z.B. hängt der Wert eines Default Swaps offensichtlich davon ab, mit welcher Wahrscheinlichkeit sowohl der zugrunde liegende Kreditnehmer als auch die Gegenpartei des Swaps gemeinsam ausfallen. Für den Fall, dass Kreditderivate auf Baskets verschiedener

Schuldner abgeschlossen werden, kann insbesondere ein Basket Default Swap z.B. zu einer Defaultzahlung führen, wenn während der Laufzeit mindestens einer von mehreren Schuldnern ausfällt. Zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit der Defaultzahlung und damit der Bewertung des Swaps wird die Korrelation von Ausfallereignissen benötigt. Aus all diesen

Problemstellungen ist eine umfassende Quantifizierung von Einzelrisiken und Portfolioeffekten für ein investierendes Unternehmen und/oder eine Bank technisch äusserst wichtig. Eine automatisierte umfassende Quantifizierung von Einzelrisiken und Kreditportfoliorisiken ist jedoch mit den Methoden des Standes der Technik bis heute in keiner Weise mit der notwenigen

Zuverlässigkeit der erhaltenen Zahlen möglich.

3

Die im Stand der Technik beschriebenen Kreditrisikoverfahren können grob in zwei Kategorien eingeteilt werden. Alle Verfahren umfassen sowohl Einzelkreditrisikos als auch Ausfallkorrelationen. Die beiden Kategorien sind sog. "Asset Value"-Verfahren und "Auf Ausfallraten basierende"-

Verfahren. Die Asset Value Verfahren gehen auf Merton (1974) zurück, der Kredite als Putoptionen beschreibt und mit dem Black/Scholes-Kalkül bewertet. In diesen Ansätzen ist das Underlying der Wert der Aktiva (Assets) des kreditnehmenden Unternehmens, für dessen Wertentwicklung üblicherweise eine geometrische Brown'sche Bewegung angenommen wird:

 $dV_A = \mu_A V_A dt + \sigma_A V_A dz$ 

10

wobei hier  $\mu_A$  als erwartete Rendite,  $\sigma_A$  als Volatilität der Aktiva angenommen wird und dz das Inkrement einer Brown'schen Bewegung darstellt. Der Ausfall tritt ein, wenn der Wert der Aktiva geringer als der fällige Kreditrückzahlungsbetrag (oder eine anders definierte Ausfallschranke) ist.

- Dementsprechend hängt in diesen Verfahren die Höhe der Ausfallkorrelation massgeblich von der Höhe der Korrelation der Assetrenditen ab. Zur Abbildung von Korrelationen zwischen zwei Kreditnehmern muss eine gemeinsame Wertentwicklung der Aktiva festgelegt werden. D.h. eine Renditekorrelation  $\rho_A$  der beiden stochastischen Prozesse  $dV_A^1$  und  $dV_A^2$  muss spezifiziert werden.
- Mit Wahl der Renditekorrelation ist die Ausfallkorrelation noch nicht bestimmt, da diese von der Definition der Ausfallschranke abhängt. Die Asset Value Modelle unterscheiden sich jedoch durch die Definition der Ausfallbarriere, so dass eine identische Renditekorrelation zu unterschiedlichen Ausfallkorrelationen führen kann. Eines der Probleme des Standes der Technik
- folgt daraus, dass die Ansätze, die den möglichen Ausfall nur an einem exogen festgelegten Zeitpunkt zulassen (Merton, CreditMetrics und KMV), bei entsprechender Wahl der Inputparameter identische Ausfallkorrelationen implizieren, während Modelle, in denen der Ausfall zu jedem Zeitpunkt in einem Betrachtungsintervall ausgelöst werden kann (Black/Cox, Longstaff/Schwarz),
- hiervon verschiedene Ausfallkorrelationen erzeugen. Ein anderer Nachteil, vor allem des Merton-Ansatzes ist, dass der Ausfall nur zu einem Zeitpunkt T möglich ist. Verschiedene Verfahren des Standes der Technik (z.B. Black/Cox oder Longstaff/Schwarz) versuchen dieses Problem durch eine entsprechende

4

Modifikation des Asset Value Verfahrens zu umgehen. In diesen modifizierten Verfahren tritt ein Ausfall auf, falls der Vermögenswert unter die Ausfallschranke fällt. Diese Weiterentwicklungen der "First Passage Time" Verfahren unterstellen eine stochastische Ausfallschranke und basieren auf abweichenden Annahmen über den (stochastischen) risikofreien Zins, dessen Korrelation zu anderen Grössen und die Recovery Rate (E. Briys und F. de Varenne, 1997, Valuing Risky Fixed Rate Debt: An Extension, Journal of Financial and Quantitative Analysis 32, 239-248). Obwohl gezeigt werden kann (z.B. C. Zhou, 1997, Default Correlation: An Analytical Result, Working Paper), dass z.B. die Ausfallkorrelation für Verfahren basierend auf einer 10 zeitabhängigen, nicht stochastischen Ausfallschranke analytisch bestimmt werden kann, ist einer der Hauptnachteile dieser Verfahren, dass sie ohne Modellannahmen bezüglich Verteilungen (z.B. Normalverteilung, Poissonverteilung, Binomialverteilung etc.) nicht auskommen und deshalb nie verteilungsfrei sind. Ebenso kommt man auch bei diesen Verfahren um eine 15 empirische Schätzung von korrelationsbestimmenden Parametern nicht herum, was einer Automatisierung des Verfahrens prinzipiell entgegensteht.

In der zweiten Kategorie von Verfahren des Standes der Technik, den "Auf Ausfallraten basierende"-Verfahren wird der Prozess der

Kreditausfälle direkt modelliert, anstatt einen stochastischen Prozess für Unternehmenswerte zu definieren, der indirekt die Ausfälle verursacht. In diesen Verfahren wird lediglich spezifiziert, wie hoch die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines Ausfalls in jedem diskreten Zeitintervall ist. Als Beispiele können hier die Verfahren zur Bewertung kreditrisikobehafteter

Finanzinstrumente von Jarrow/Turnbull, Jarrow/Lando/Turnbull,

Duffie/Singleton und Madan/Unal erwähnt werden, bei welchen der Ausfall als erster Sprung in einem Poissonprozess (auch Jump-Prozess genannt) beschrieben wird. Ein Poissonprozess besteht als stochastischer Prozess aus Pfaden, die nur an wenigen diskreten Punkten eine Veränderung, einen Sprung, aufweisen. Für die Zählfunktion N eines Poissonprozesses gilt:

$$P(\Delta N_t = 1) \approx \lambda(t, X)\Delta t$$

$$P(\Delta N_t = 0) \approx 1 - \lambda(t, X) \Delta t$$

15

5

 $\lambda$  bezeichnet die Intensität des Poissonprozesses, die von der Zeit oder anderen exogenen Variablen abhängen kann. In einigen Modellen wird die Intensität  $\lambda$  nicht als deterministische Funktion, sondern als stochastischer Prozess definiert, der teilweise wiederum von stochastischen Faktoren (z.B. Zinsen, Aktienpreise oder Ratings) getrieben wird. Eine Darstellung dieser Cox-Prozesse findet sich z.B. in S. Lando, 1998, On Cox Processes and Credit Risky Securities, Working Paper. Sei X ein d-dimensionaler stochastischer Prozess, der die möglichen (korrelierten) Entwicklungspfade von d Faktoren beschreibt.  $\lambda$ :  $R^d \rightarrow R$  sei eine Funktion, die als die marginale Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der d Faktoren interpretiert werden kann, dann ist  $\lambda$ ( $\chi$ ) eine zeitabhängige stochastische Intensität. Betrachtet man nun ein Zeitintervall [0,T], dann berechnet sich für jeden Pfad der Faktoren ( $\chi$ ) oster die Wahrscheinlichkeit, dass kein Ausfall eintritt, also  $\chi$ 0 als

$$P(N_T = 0 \mid (X_t)_{0 \le t \le T}) = e^{\int_0^T \lambda(X_t) dt}$$

Für einen fest gewählten Pfad der Faktoren ist  $\lambda(X_l)$  eine deterministische, zeitabhängige Funktion, so dass

$$e^{\int_{0}^{T}\lambda(X_{t})dt}$$

die Überlebenswahrscheinlichkeit zum betrachteten Pfad berechnet.

Betrachtet man nun die gesamte Verteilung der Faktoren X, so ergibt sich für jeden Punkt der Faktorverteilung eine Ausfallwahrscheinlichkeit, also insgesamt eine Verteilung von ex ante stochastischen Ausfallwahrscheinlichkeiten über den betrachteten Zeitraum.

Wenn der Ausfall wie oben beschreiben mit Hilfe eines
Poissonprozesses modelliert wird, können Korrelationen zwischen
Ausfallereignissen in diesen Verfahren auf verschiedene Weisen erzeugt
werden: (i) Für beide Kreditnehmer oder mehrere Kreditnehmer werden
identische Jump-Prozesse unterstellt. Bei diesem Ansatz fallen die Schuldner
immer gleichzeitig aus, was eine für die Modellierung von Kreditrisiken

6

unsinnige Annahme darstellt; (ii) Die Intensität (marginale Ausfallwahrscheinlichkeit) λ(X<sub>t</sub>) für zwei Kreditnehmer wird identisch gewählt, aber die Jump-Ereignisse sind stochastisch voneinander unabhängig. Dieses Verfahren ist sowohl auf den Fall anwendbar, dass die Intensität durch eine deterministische Funktion beschrieben ist, als auch auf den Fall von stochastischen Intensitäten; (iii) Die Intensität  $\lambda(X_t)$  wird als stochastischer Prozess modelliert, indem für Xt ein stochastischer Prozess eingesetzt wird. Wenn die Intensitäten von je zwei Kreditnehmern  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  mindestens teilweise von den gleichen Elementen des Vektors der Zustandsvariablen X<sub>t</sub> abhängen, sind die Ausfallwahrscheinlichkeiten der Kreditnehmer korreliert. Die Ausfallraten verschiedener Kreditnehmer sind dann nicht identisch, sie weisen aber eine Korrelationsstruktur auf, die den empirisch beobachteten Gleichlauf der Entwicklung der Ausfallraten abbilden kann. Bei diesen Verfahren können insbesondere die auf Poissonprozessen basierenden arbitragefreien Bewertungsansätze von Jarrow/Turnbull, Jarrow/Lando/Turnbull, Duffle/Singleton und Madan/Unal zur Bewertung eines Kreditportfolios und zur Bestimmung des Value at Risk herangezogen werden. In der Praxis finden diese Verfahren des Standes der Technik bis heute kaum Anwendung. Der grosse Nachteil dieser Verfahren liegt in ihrem hohen Komplexitätsgrad sowie den grossen Datenanforderungen für eine empirische Kalibrierung der Verfahren. Diese Nachteile verhindern bis heute den Einsatz bei Banken oder anderen Kreditgebern, bzw. in der Praxis allgemein. Wie bei den oben beschriebenen Verfahren der ersten Kategorie kommt man zudem bei diesen Verfahren um eine empirische Schätzung von korrelationsbestimmenden Parametern nicht herum, was zusätzlich eine Automatisierung des Verfahrens erschwert bzw. verunmöglicht.

Neuronale Netze sind grundsätzlich im Stand der Technik bekannt und werden z.B. zum Lösen von Optimierungsaufgaben, Bildererkennung (Patternrecogition), in der künstlichen Intelligenz etc. eingesetzt. Entsprechend biologischer Nervennetze besteht ein neuronales Netzwerk aus einer Vielzahl von Netzknoten, sog. Neuronen, die über gewichtete Verbindungen (Synapsen) miteinander verbunden sind. Die Neuronen sind in Netzschichten (Layers) organisiert und zusammengeschaltet. Die einzelnen Neuronen werden in Abhängigkeit ihrer Eingangssignale aktiviert und erzeugen ein entsprechendes

7

Ausgangssignal. Die Aktivierung eines Neurons erfolgt über einen individuellen Gewichtsfaktor durch die Summation über die Eingangssignale. Derartige neuronale Netze sind lernfähig, indem die Gewichtsfaktoren in Abhängigkeit von vorgegebenen beispielhaften Eingangs- und Ausgangswerten systematisch so lange verändert werden, bis das neuronale Netz in einem definierten vorhersagbaren Fehlerbereich ein gewünschtes Verhalten zeigt, wie z. B. die Vorhersage von Ausgabewerten für zukünftige Eingangswerte. Damit weisen neuronale Netze adaptive Fähigkeiten zur Erlernung und Speicherung von Wissen und assoziative Fähigkeiten zum Vergleich von neuen Informationen mit gespeichertem Wissen auf. Die Neuronen (Netzknoten) können einen Ruhezustand oder einen Erregungszustand einnehmen. Jedes Neuron hat mehrere Eingänge und genau einen Ausgang, der mit den Eingängen anderer Neuronen der nachfolgenden Netzschicht verbunden ist oder im Falle eines Ausgangsknotens einen entsprechenden Ausgangswert repräsentiert. Ein Neuron geht in den Erregungszustand über, wenn eine genügende Anzahl der Eingänge des Neurons über einem bestimmten Schwellenwert des Neurons erregt sind, d.h. falls die Summation über den Eingängen einen bestimmten Schwellwert erreicht. In den Gewichten der Eingänge eines Neurons und in dem Schwellenwert des Neurons ist das Wissen durch Adaption abgespeichert. Mittels Lernvorgang werden die Gewichte eines neuronalen Netzes trainiert (siehe z.B. G. Cybenko, "Approximation by Superpositions of a sigmoidal function", Math. Control, Sig. Syst., 2, 1989, pp 303-314; M.T. Hagan, M.B. Menjaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 5, Nr. 6, pp 989-993, November 1994; K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "Multilayer Feedforward Networks are universal Approximators", Neural Networks, 2, 1989, pp 359-366 etc.).

Es ist eine Aufgabe dieser Erfindung, ein neues System und Verfahren zur Bestimmung von Kreditindizes von Einzelkreditrisiken und Kreditportfoliorisiken aufzuzeigen. Dabei soll eine automatisierte umfassende Quantifizierung und/oder Berechnung von Einzelrisiken und Ausfallkorrelationsrisiken möglich sein, ohne dass Modellannahmen, wie z.B. spezifische Verteilungen, verwendet werden müssen.

8

Gemäss der vorliegenden Erfindung werden diese Ziele insbesondere durch die Elemente der unabhängigen Ansprüche erreicht. Weitere vorteilhafte Ausführungsformen gehen ausserdem aus den abhängigen Ansprüchen und der Beschreibung hervor.

Insbesondere werden die Ziele durch die Erfindung dadurch erreicht, 5 dass zur automatisierten Kreditrisikoindexierung mittels entsprechender Mittel, die beispielsweise eine Recheneinheit umfasssen können. Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten erfasst und ausgewertet werden, und Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen automatisiert bestimmt werden, wobei mittels einem Speichermodul vordefinierte Börsendaten und/oder Unternehmensbilanzierungsdaten den einzelnen Unternehmen zugeordnet abgespeichert werden, und wobei mittels mindestens einem neuronalen Netzwerkmodul die Kreditingdaten basierend auf den Börsendaten und/oder den Unternehmensbilanzierungsdaten eines bestimmten Unternehmens bestimmt werden. Das mindestens eine neuronale Netzwerkmodul kann z.B. ein neuronales Netzwerkmodul mit einer feedforward Struktur umfassen, aber auch Netzwerkmodule mit Netzwerken anderer Struktur, wie z.B. rekurrente Netzwerke, sind möglich. Das neuronale Netzwerkmodul kann z.B. hardwaremässig und/oder softwaremässig realisiert sein. Als Trainingsinputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules können z.B. die Börsendaten und/oder die Unternehmensbilanzierungsdaten verwendet werden. Als Trainingsoutputwerte können entsprechend Daten basierend auf einem Kreditrating der entsprechenden Unternehmen verwendet werden. Als Inputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules können z.B. Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens verwendet werden. Insbesondere können die Kreditingdaten z.B. mindestens einen Kreditrisikoindex für das

entsprechenden Unternehmens umfassen. Ein Vorteil dieser

9

Ausführungsvariante ist u.a., dass das Verfahren zur Bestimmung von Kreditrisiken für ein bestimmtes Unternehmen und/oder Firma automatisiert werden kann, ohne das empirische Daten notwendig sind. Der Vorteil der Wahl einer Feedforward Architektur der neuronalen Netzwerkmodule liegt in ihrer Einfachheit und in ihrer zeitunabhängigen Art Resultate zu liefern, falls sie einmal trainiert sind.

In einer Ausführungsvariante werden mittels eines Filtermoduls Börsendaten verschiedener Finanzplätze automatisch unternehmensspezifisch erfasst. In gleicher Weise können als Ausführungsvariante mittels eines Filtermoduls auch Unternehmensbilanzierungsdaten von mindestens einem entsprechenden Speichermodul automatisch unternehmensspezifisch erfasst werden. Die beiden Filtermodule können z.B. einzeln oder als gemeinsames Modul software- und/oder hardwaremässig realisiert sein. In einem oder beiden Filtermodulen kann beispielsweise ein Zeitintervall definiert werden, welcher 15 einen Erwartungszeitraum zwischen den zu berechnenden Erwartungswerten und den Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten der einzelnen Unternehmen bestimmt. Die Ausführungsvariante hat u.a. den Vorteil, dass eine weitere Automatisierung möglich ist. Insbesondere können die neuronalen Netzwerkmodule kontinuierlich mit neuen Daten aktualisiert werden, d.h. neu trainiert werden. Ebenso können Entwicklungen, z.B. auf dem Finanzmarkt, für das Kreditrisiko eines bestimmten Unternehmens unmittelbar berücksichtigt werden.

In einer anderen Ausführungsvariante greift ein Benutzer mittels einer Netzwerkeinheit auf ein in einer Benutzerdatenbank ihm zugeordnet abgespeichertes Benutzerprofil über einen Kommunikationskanal zu und/oder der Benutzer sendet mittels der Netzwerkeinheit ein Kreditingrequest an die Recheneinheit. Mittels der Benutzerprofile kann z.B. für den jeweiligen Benutzer bestimmbar sein, welche Unternehmen und/oder Finanzmärkte und/oder Titelkategorien zur Bestimmung der Kreditingdaten verwendet werden. Der Kommunikationskanal kann z.B. das internationale Backbone Netz Internet und/oder ein Mobilfunknetz, insbesondere ein GSM- und/oder ein UMTS-Mobilfunknetz und/oder ein WLAN umfassen. Die Ausführungsvariante hat u.a. den Vorteil, dass ein Benutzer mittels eines Benutzerprofils oder eines

10

25

konkreten Requests die automatisierte Bestimmung zu einem bestimmten Zeitpunkt auslösen und/oder beeinflussen kann, und zu einem späteren Zeitpunkt, wenn die gewünschten Daten bereitgestellt sind, auf sie zugreifen kann. Insbesondere erlaubt dieses Verfahren auch das Anbieten eines entsprechenden Dienstes mittels delokalisierten Verwaltungseinheiten.

In einer weiteren Ausführungsvariante werden mittels mehrerer erfindungsgemässer Module und/oder Systeme Kreditingdaten und/oder Kreditirisikos einzelner Unternehmen bestimmt und mittels mindestens eines zusätzlichen neuronalen Netzwerkmodules basierend auf den Kreditingdaten und/oder Kreditirisikos der einzelnen Unternehmen Ausfallkorrelationsrisiken und/oder mindestens ein Kreditportfoliorisikoindex bestimmt, wobei die Inputdaten des mindestens einem zusätzlichen neuronalen Netzwerkmodules Outputdaten der Module zur Berechnung von Kreditingdaten einzelner Unternehmen umfassen. Das mindestens eine zusätzliche neuronale Netzwerk kann z.B. eine feedforward Struktur besitzen. Die Ausführungsvariante hat u.a. den Vorteil, dass Ausfallkorrelationen mehrerer Einzelrisiken in dem Verfahren berücksichtigt werden, was erst eine effektive Bestimmung bzw. automatisierte Verwaltung von Kreditrisiken und/oder Kreditrisikoportfolios erlaubt.

An dieser Stelle soll festgehalten werden, dass sich die vorliegende Erfindung neben den erfindungsgemässen Verfahren auch auf ein System und ein Computerprogrammprodukt zur Ausführung dieser Verfahren bezieht.

Nachfolgend werden Ausführungsvarianten der vorliegenden Erfindung anhand von Beispielen beschrieben. Die Beispiele der Ausführungen werden durch folgende beigelegte Figuren illustriert:

Figur 1 zeigt ein Blockdiagramm, welches schematisch ein System zur Bestimmung von Kreditindizes illustriert, wobei Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen 601,...,603 berechnet werden.

Figur 2 zeigt ein Diagramm, welches schematisch die durchschnittlichen industriespezifischen Ausfallraten am Beispiel von Deutschland zeigt. Anhand des Diagramms ist quantitativ ersichtlich, dass

11

offensichtlich ein gemeinsamer Hintergrundfaktor, wie die allgemeine Wirtschaftslage existiert, der zu einer gleichgerichteten Entwicklungstendenz der Ausfallraten führt.

Figur 1 illustriert eine Architektur, die zur Realisierung der Erfindung verwendet werden kann. In diesem Ausführungsbeispiel können mittels entsprechenden Mitteln, die z.B. eine Recheneinheit 30 umfassen, Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten erfasst und ausgewertet werden, wobei Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen und/oder Firmen 601,...,603 berechnet werden. Unter den Begriff Unternehmen 601,...,603 sollen in diesem Zusammenhang alle möglichen juristischen und natürlichen Personen fallen, die rechtlich kreditfähig sind, also grosse, mittlere und kleine Firmen und Unternehmen, wie einfache Gesellschaften, Gesellschaften mit beschränkter Haftung, Aktiengesellschaften, Holdings etc. Die Unternehmensbilanzierungsdaten 3111/3121und/oder Börsendaten 3112/3122 können z.B. Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens umfassen. Trotz dieser expliziten Nennung von möglichen Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten sollte diese Aufzählung in keiner Weise als einschränkend für die Erfindung betrachtet werden, sondern es kann je nach Anwendungsgebiet und/oder Industriezweig sinnvoll sein, andere Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten zu betrachten und/oder von den oben genannten bestimmten Daten wegzulassen. Die Kreditingdaten können z.B. mindestens einen Kreditrisikoindex für das entsprechende Unternehmen 601/602/603 umfassen, d.h. einen Index, der es erlaubt, das Kreditrisiko (Ausfallwahrscheinlichkeit und Ausfallkosten) für ein Unternehmen 601/602/603 zu bestimmen. Als Kreditrisiko (auch Adressrisiko) wird allgemein die mögliche negative Wertveränderung eines Finanzmarktinstrumentes aufgrund einer akuten Zahlungsunfähigkeit des Schuldners (Ausfallrisiko) oder einer Veränderung seiner Bonität (Spreadrisiko

bzw. Ratingänderungsrisiko) verstanden. Dabei wird zwischen direkten und bedingten Kreditrisiken sowie Settlementrisiken unterschieden. Beispiele für direktes Kreditrisiko sind klassische Kredite und Anleihen. Ein bedingtes Kreditrisiko entsteht aus dem Wiedereindeckungsrisiko bei Derivatgeschäften.

- Als Beispiel dafür kann genannt werden, dass, wenn der Stillhalter einer Option im Handelsbestand vor der Ausübung ausfällt, ein Verlust in Höhe der Wiedereindeckungskosten für das entsprechende Derivat entsteht. Das Settlementrisiko besteht darin, bei der Erfüllung eines Geschäfts nach erbrachter Leistung keine Gegenleistung zu erhalten. Die Kreditingdaten
- können sowohl Daten zu direkten als auch bedingten Kreditrisiken umfassen. Die Bestimmung des Kreditrisikos setzt an den messbaren stochastischen Faktoren an, die die Wahrscheinlichkeit und die Grösse des Kreditrisikos bestimmen. Diese relevanten stochastischen Faktoren werden von den Unternehmensbilanzierungsdaten 3111/3121und/oder Börsendaten 3112/3122
- umfasst. Zum Kreditrisiko d.h. zu den Kreditingdaten gehören beispielsweise u.a. folgende Risiken: (i) Das Kreditereignis (Ausfall und Ratingänderung). Hierunter fällt zunächst das Ausfallereignis selbst (Eintritt der Zahlungsunfähigkeit des Schuldners. Im weiteren Sinn stellen Kreditereignisse Veränderungen der Bonität des Schuldners dar, so dass auch
- Ratingveränderungen zu den Kreditereignissen gezählt werden können); (ii) Spread. Auch bei unverändertem Rating eines Schuldners kann sich der Wert ausfallbedrohter Finanztitel dadurch ändern, dass sich der vom Markt geforderte Spread ändert; (iii) Befriedigungsquote (Recovery Rate Risk). Unter diesem Risiko wird die Ungewissheit der Befriedigungsquote bei Eintritt eines
- Konkursereignisses (Zahlungsunfähigkeit) aufgefasst. Die Befriedigungsquote hängt in erster Linie von dem Rang der Forderung und der Werthaltigkeit etwaiger Sicherheiten ab; (iv) Exposure bei Eintritt des Kreditereignisses. Im Fall des Konkurses der Gegenpartei aus einem derivaten Finanzierungsgeschäft entstehen Verluste in Höhe der
- Wiedereindeckungskosten, deren Höhe von der (stochastischen) Entwicklung von Marktraten und im Fall von Kreditderivaten von der Entwicklung der Kreditwürdigkeit des zugrundeliegenden Kreditnehmers abhängen. Die Höhe des Verlusts im Fall des Ausfalls ist stochastisch und abhängig von Marktparametern. Auch Einzelkreditverträge weisen ein stochastisches
- 35 Exposure auf, da der Verlust im Konkursfall (der Marktwert der

13

Kreditforderungen) unter anderem von der Entwicklung des allgemeinen Zinsniveaus abhängt. Mittels des erfindungsgemässen Systems und/oder Verfahrens zur Kreditrisikobestimmung kann die gemeinsame Stochastik der obigen Risikoarten berücksichtigt werden, was im Stand der Technik bisher so nicht möglich war. Für das Einzelkreditrisiko werden mittels einer Speichermodul 31 einer Recheneinheit 30 vordefinierte Börsendaten 3111/3121 und/oder Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 den einzelnen Unternehmen 601,...,603 zugeordnet abgespeichert werden. Das System kann dazu z.B. ein Filtermodul 34 zum automatisierten unternehmensspezifischen Erfassen von Börsendaten 3111/3121 verschiedener Finanzplätze 50/51/52 umfassen. Dabei kann die Recheneinheit 30 mittels dem Filtermodul 34 z.B. über ein Netzwerk, wie das Internet, automatisch auf Daten verschiedener Finanzplätze 50/51/52 (z.B. New Yorker Börse, Tokioter Börse etc.) zugreifen und relevante Daten auf einer dafür vorgesehenen Speichermodul 31 der Recheneinheit 30 abspeichern bzw. updaten. Die Daten können aber auch manuell im System eingegeben werden oder als ganzes von einer dritten Speichermodul übernommen werden. In gleicher Weise kann das System ein Filtermodul 35 zum automatisierten unternehmensspezifischen Erfassen von Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 von mindestens einem entsprechenden Speichermodul 61 umfassen. Das System kann ebenfalls relevante Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 den Unternehmen 601/602/603 zugeordnet in der Speichermodul 31 abspeichern. Die Speichermodul 61 kann einer Netzwerkeinheit 60 z.B. eines Marktforschungsinstitutes oder einem entsprechenden Dienstanbieter angegliedert sein oder den einzelnen Unternehmen 601/602/603 direkt zugeordnet sein, wobei die Unternehmen 601/602/603 die entsprechenden Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 mittels der mindestens einen Speichermodul 61 der Recheneinheit 30 zur Verfügung stellen. Mittels mindestens einem der Filtermodule 34/35 kann z.B. ein Zeitintervall von einem Benutzer 20,...,24 definierbar sein. Das Zeitintervall bestimmt einen Zeitraum zwischen den zu berechnenden Erwartungswerten und den Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 und/oder Börsendaten 3111/3121 der einzelnen Unternehmen 601/602/603.

14

Mittels eines neuronalen Netzwerkmodules werden die Kreditingdaten basierend auf den Börsendaten 3111/3121 und/oder den Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 eines bestimmten Unternehmens 601,....603 bestimmt. Das neuronale Netzwerkmodul kann basierend auf neuronalen Netzwerken wie z.B. konventionelle statische und/oder dynamische neuronale Netzwerke, wie beispielsweise feedforward (heteroassoziative) Netzwerke wie ein Perceptron oder ein Multi-Layer-Perceptron (MLP) gewählt werden, aber auch andere Netzwerkstrukturen, wie z.B. rekurrente Netzwerkstrukturen, realisiert wein. Das neuronale Netzwerkmodul kann hardware und/oder softwaremässig realisiert sein und/oder entsprechende Komponenten umfassen. Die unterschiedliche Netzwerkstruktur der feedforward Netze im Gegensatz zu Netzwerken mit Rückkopplung (rekurrente Netzwerke) bestimmt, in welcher Art Informationen durch das Netzwerk verarbeitet werden. Im Falle eines statischen neuronalen Netzwerkes soll die Struktur die Nachbildung statischer Kennfelder mit ausreichender Approximationsgüte gewährleisten. Für dieses Ausführungsbeispiel seien als Beispiel Multi-Layer-Perceptrons gewählt. Ein MLP besteht aus mehreren Neuronenschichten mit mindestens einem Inputlayer und einem Outputlayer. Die Struktur ist strikt vorwärts gerichtet und gehört zur Gruppe der Feed-Forward-Netzen. Neuronale Netzwerke bilden ganz allgemein ein mdimensionales Eingabesignal auf ein n-dimensionales Ausgabesignal ab. Die zu verarbeitende Information wird im hier betrachteten Feedforward-Netzwerk von einer Schicht mit Inputneuronen, dem Inputlayer, aufgenommen. Die Inputneuronen verarbeiten die Eingangssignale und geben sie über gewichtete Verbindungen, sog. Synapsen, an eine oder mehrere verdeckte Neuronenschichten, den Hiddenlayers, weiter. Von den Hiddenlayers wird das Signal ebenfalls mittels gewichteter Synapsen auf Neuronen eines Outputlayers übertragen, welche ihrerseits das Ausgangssignal des neuronalen Netzwerkes generieren. In einem vorwärtsgerichteten, vollständig verbundenen MLP ist jedes Neuron eines bestimmten Layers mit allen Neuronen des nachfolgenden Layers verbunden. Die Wahl der Anzahl von Layers und Neuronen (Netzknoten) in einem bestimmten Layer ist wie üblich dem entsprechenden Problem anzupassen. Die einfachste Möglichkeit ist die ideale Netzstruktur empirisch zu ermitteln. Dabei ist zu beachten, dass bei einer zu gross gewählten Anzahl von Neuronen das Netzwerk anstatt zu

30

lernen, rein abbildend wirkt, während es bei einer zu kleinen Anzahl von Neuronen zu Korrelationen der abgebildeten Parameter kommt. Anders ausgedrückt ist es so, dass wenn die Anzahl der Neuronen zu klein gewählt wird, dann die Funktion möglicherweise nicht dargestellt werden kann. Mit der Erhöhung der Anzahl der versteckten Neuronen steigt jedoch auch die Anzahl der unabhängigen Variablen in der Fehlerfunktion. Dies führt zu mehr lokalen Minima und der höheren Wahrscheinlichkeit in genau einer dieser Minima zu landen. Im Spezialfall des Backpropagation kann dieses Problem z.B. mittels Simulated Annealing mindestens minimiert werden. Beim Simulated Annealing wird den Zuständen des Netzes eine Wahrscheinlichkeit zugeordnet. In der Analogie zum Kühlen von flüssiger Materie, aus denen Kristalle entstehen, wird eine grosse Anfangstemperatur T gewählt. Diese wird nach und nach verkleinert, je kleiner umso langsamer. In der Analogie der Bildung von Kristallen aus Flüssigkeit geht man davon aus, dass falls man die Materie zu schnell abkühlen lässt, die Moleküle sich nicht gemäss der Gitterstruktur anordnen. Der Kristall wird unrein und an den betroffenen Stellen instabil. Um dies zu verhindern, lässt man die Materie nun so langsam abkühlen, dass die Moleküle immer noch genügend Energie haben, um aus einen lokalen Minimum herauszuspringen. Bei den neuronalen Netzen wird nichts anderes gemacht: Es wird zusätzlich die Grösse T in einer leicht veränderten Fehlerfunktion eingeführt. Diese konvergiert dann im Idealfall gegen ein globales Minimum.

Für die Anwendung für ein computergestütztes System bzw. ein Verfahren zur automatisierten Kreditrisikoindezierung haben sich bei MLP neuronale Netzwerke mit einer mindestens dreischichtigen Struktur als sinnvoll erwiesen. Das heisst, dass die Netzwerke mindestens einen Inputlayer, einen Hiddenlayer und einen Outputlayer umfassen. Innerhalb jedes Neurons finden die drei Verarbeitungsschritte Propagierung, Aktivierung und Ausgabe statt. Als Ausgang des i-ten Neurons der k-ten Schicht ergibt sich

$$o_i^k = f_i^k \Biggl( \sum_j w_{i,j}^k \cdot o_{i,j}^{k-1} + b_{i,j}^k \Biggr)$$

wobei z.B. für k=2 für die Laufvariable j der Bereich j=1,2,..., $N_1$  gilt. Mit  $N_1$  wird die Anzahl der Neuronen des Layers k-1 bezeichnet. w wird als

5

20

25

Gewicht und b als Bias (Schwellwert) bezeichnet. Der Bias b kann je nach Anwendung für alle Neuronen eines bestimmten Layers gleich oder unterschiedlich gewählt sein. Als Aktivierungsfunktion kann z.B. eine logsigmoidale Funktion gewählt werden, wie

$$f_i^k(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi}}$$

Die Aktivierungsfunktion (oder Transferfunktion) wird in jedem Neuron eingesetzt. Andere Aktivierungsfunktionen wie Tangentialfunktionen etc. sind jedoch erfindungsgemäss ebenfalls möglich. Beim Backpropagation-Verfahren ist jedoch darauf zu achten, dass eine differenzierbare Aktivierungsfunktion, wie z.B. eine sigmoide Funktion, Voraussetzung für das Verfahren ist. D.h. also z.B. binäre Aktivierungsfunktionen wie z.B.

$$f(x) := \begin{cases} 1 \text{ falls } x > 0 \\ 0 \text{ falls } x \le 0 \end{cases}$$

gehen für das Backpropagation Verfahren nicht. In den Neuronen der Ausgangsschicht werden die Ausgänge des letzten Hiddenlayers gewichtet aufsummiert. Die Aktivierungsfunktion des Outputlayers kann auch linear sein. Die Gesamtheit der Gewichtungen  $W_{i,j}^k$  und Bias  $B_{i,j}^k$  zusammengefasst in den Parameter- bzw. Wichtungsmatrizen bestimmen das Verhalten der neuronalen Netzstruktur

$$\mathsf{W}^\mathsf{k} = \left(w_{i,f}^\mathsf{k}\right) \in \mathfrak{R}^{N \cdot N_\mathsf{k}}$$

Damit ergibt sich

$$o^{k} = B^{k} + W^{k} \cdot (1 + e^{-(B^{k-1} + \overline{W}^{k-1} \cdot u)})^{-1}$$

Die Art und Weise, wie das Netzwerk ein Eingabesignal auf ein Ausgabesignal abbilden soll, d.h. die Bestimmung der gewünschten Gewichte und Bias des Netzwerkes, wird erreicht, indem das Netzwerk mittels Trainingsmuster trainiert wird. Der Satz der Trainingsmuster (Index  $\mu$ ) besteht aus dem Eingangssignal

17

$$Y^{\mu} = [y_1^{\mu}, y_2^{\mu}, ..., y_{N_1}^{\mu}]$$

und einem Ausgangssignal

$$U^{\mu} = \left[u_1^{\mu}, u_2^{\mu}, ..., u_{N_1}^{\mu}\right]$$

In diesem Ausführungsbeispiel umfassen die Trainingsinputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules 33 bzw. die Inputwerte während der Bestimmung neuer Kreditingdaten z.B. u.a.die Börsendaten 3111/3121 und/oder die Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122. Die entsprechenden Trainingsoutputwerte umfassen z.B. ein Kreditrating der Unternehmen 601/602/603. Die Trainingsinputwerte bzw. die Inputwerte während der Bestimmung neuer Kreditingdaten umfassen z.B. Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens 601/602/603. Zu Beginn des Lernvorgangs kann die Initialisierung der Gewichte der Hiddenlayers, in diesem Ausführungsbeispiel also der Neuronen, z.B. mit einer log-sigmoidale Aktivierungsfunktion, z.B. nach Nguyen-Widrow (D. Nguyen, B. Widrow, "Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of Adaptive Weights", International Joint Conference of Neural Networks, vol 3, pp 21-26, July 1990) durchgeführt werden. Falls für die Neuronen des Outputlayers eine lineare Aktivierungsfunktion gewählt wurde, können die Gewichte z.B. mittels eines symmetrischen Zufallsgenerators initialisiert werden. Zum Training des Netzwerkes können verschiedene Lemverfahren des Standes der Technik verwendet werden, wie z.B. das Backpropagation-Verfahren, Learning Vector Quantization, Radial Basis Funktion, Hopfield-Algorithmus oder Kohonen-Algorithmus etc. Die Aufgabe des Trainingsverfahrens besteht darin, die Synapsengewichte wu und Bias bu innerhalb der Wichtungsmatrix W bzw. der Biasmatrix B so zu bestimmen, dass die Eingabemuster Y<sup>µ</sup> auf die entsprechenden Ausgabemuster U<sup>µ</sup> abgebildet

werden. Zur Beurteilung des Lernstadiums kann z.B. der absolute quadratische Fehler

$$Err = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^{p} \sum_{\lambda=1}^{m} (u^{\mu}_{eff,\lambda} - u^{\mu}_{soll,\lambda})^{2} = \sum_{\mu=1}^{p} Err^{\mu}$$

verwendet werden. Der Fehler Err berücksichtigt dabei alle Muster  $P_{lkf}$  der Trainingsbasis, bei welchen die effektiven Ausgabesignale  $U^{\mu}_{eff}$  die in der Trainingsbasis vorgegebenen Sollreaktionen  $U^{\mu}_{soll}$  zeigen. Für dieses Ausführungsbeispiel soll als Lernverfahren das Backpropagation-Verfahren gewählt werden. Das Backpropagation-Verfahren ist ein rekursives Verfahren zur Optimierung der Gewichtsfaktoren  $w_{i,j}$ . Bei jedem Lernschritt wird nach dem Zufallsprinzip ein Eingabemuster  $Y^{\mu}$  ausgewählt und durch das Netz propagiert (Forwardpropagation). Mittels der oben beschriebenen Fehlerfunktion Err wird aus dem vom Netzwerk generierten Ausgabesignal mit der in der Trainingsbasis vorgegebenen Sollreaktion  $U^{\mu}_{soll}$  der Fehler  $Err^{\mu}$  auf das präsentierte Eingabemuster bestimmt. Die Änderungen der einzelnen Gewichte  $w_{ij}$  nach der Präsentation des  $\mu$ -ten Trainingsmusters sind dabei proportional zur negativen partiellen Ableitung des Fehlers  $Err^{\mu}$  nach dem Gewicht  $w_{ij}$  (sog. Gradientenabstiegsverfahren)

$$\Delta w_{i,j}^{\mu} \approx \frac{\partial E^{\mu}}{\partial w_{i,j}}$$

Mit Hilfe der Kettenregel können aus der partiellen Ableitung die als
Backpropagation-Regel bekannten Adaptionsvorschriften für die Elemente der
Wichtungmatrix bei der Präsentation des μ-ten Trainingsmusters hergeleitet
werden.

$$\Delta w_{i,j}^{\mu} \equiv s \cdot \delta_{i}^{\mu} \cdot u_{eff,j}^{\mu}$$

mit

25

$$\delta_i^{\mu} = f^1(\xi_i^{\mu}) \cdot (u_{soll,i}^{\mu} - u_{eff,1}^{\mu})$$

für den Outputlayer bzw.

19

$$\delta_i^{\mu} = f^1(\xi_i^{\mu}) \cdot \sum_{k}^K \delta_k^{\mu} w_{k,i}$$

für die Hiddenlayers. Der Fehler wird dabei beginnend mit dem Outputlayer in umgekehrter Richtung durch das Netzwerk propagiert (Backpropagation) und gewissermassen nach dem Verursacherprinzip auf die einzelnen Neuronen aufgeteilt. Der Proportionalitätsfaktor s wird als Lernfaktor bezeichnet. Während der Trainingsphase wird einem neuronalen Netzwerk eine begrenzte Anzahl an Trainingsmustern präsentiert, welche die zu erlernende Abbildung ausreichend genau charakterisieren. In diesem Ausführungsbeispiel zur Bestimmung der Kreditingdaten können die Trainingsmuster alle bekannten Börsendaten 3111/3121 und/oder 10 Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 umfassen. Aber auch z.B. eine benutzerdefinierbare Auswahl von Daten (z.B. entsprechend des Industriebereichs des Kreditnehmers) aus den Börsendaten 3111/3121 und/oder Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 ist vorstellbar. Wird dem Netzwerk anschliessend ein Eingabesignal präsentiert, welches nicht exakt mit den Mustern der Trainingsbasis übereinstimmt, so inter- bzw. extrapoliert das Netzwerk im Rahmen der erlernten Abbildungsfunktion zwischen den Trainingsmustern. Diese Eigenschaft wird als Generalisierungsfähigkeit der Netzwerke bezeichnet. Es ist charakteristisch für neuronale Netzwerke, dass neuronale Netzwerke eine gute Fehlertoleranz besitzen. Dies ist ein weiterer Vorteil gegenüber den Systemen des Standes der Technik. Da neuronale Netzwerke eine Vielzahl von (teilweise redundanten) Eingangssignalen auf das/die gewünschten Ausgabesignal/e abbilden, erweisen sich die Netzwerke als robust gegenüber Ausfall einzelner Eingangssignale bzw. gegenüber Signalrauschen. Eine weitere interessante Eigenschaft neuronaler Netzwerke ist deren Lernfähigkeit. Prinzipiell ist es daher möglich, ein einmal trainiertes System während des Betriebs permanent/periodisch nachlernen oder anpassen zu lassen, was ebenfalls ein Vorteil gegenüber den Systemen des Standes der Technik ist. Für das Lernverfahren können natürlich auch andere Verfahren verwendet werden, wie z.B. ein Verfahren nach Levenberg-Marquardt (D. Marquardt, "An Algorithm for least square estimation of non-linear Parameters", J.Soc.Ind.Appl.Math, pp 431-441, 1963 sowie M.T. Hagan, M.B.Menjaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE-Transactions on Neural Networks, Vol 5,

20

Nr 6, pp 989-993, November 1994). Das Levenberg-Marquardt-Verfahren ist eine Kombination der Gradient-Methode und des Newton-Verfahrens und hat den Vorteil, dass es schneller konvergiert als das oben erwähnte Backpropagation Verfahren, jedoch eine höhere Speicherkapazität während der Trainingsphase benötigt.

Ist die Trainingsphase des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules 33 beendet, können Kreditingdaten mittels des Systems bestimmt werden, indem die Inputwerte die Börsendaten 3111/3121 und/oder die Unternehmensbilanzierungsdaten 3112/3122 der entsprechenden Unternehmen 601,...,603 umfassen. Diese Inputwerte können wie die Trainingsinputwerte z.B. Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens 601/602/603 umfassen. Das System kann weiter z.B. ein oder mehrere Netzwerkeinheiten 10/11/12/14/15 umfassen, mittels welchen in einer Benutzerdatenbank 32 abgespeicherte Benutzerprofile 3220,...,3224 von einem ihm zugeordneten Benutzer 20,...,24 über einen Kommunikationskanal 40/41 zugreifbar sind und/oder ein Kreditingrequest an die Recheneinheit 30 sendbar ist. Die Kommunikation über den Kommunikationskanal 40/41 erfolgt beispielsweise mittels speziellen Kurzmeldungen, z.B. SMS- (Short Message Services). USSD- (Unstructured Supplementary Services Data) Meldungen oder andere Techniken wie MExE (Mobile Execution Environment), GPRS (Generalized Packet Radio Service), HSCSD-Datendienste (High Speed Circuit Switched Data), WAP (Wireless Application Protocol) oder UMTS (Universal Mobile Telecommunication System) oder über einen Nutzkanal. Der Kommunikationskanal 40/41 umfasst beispielsweise ein Mobilfunknetz, wie ein terrestrisches Mobilfunknetz, z.B. ein GSM- oder UMTS-Netz, oder ein satellitenbasiertes Mobilfunknetz und/oder ein oder mehrere Festnetze. beispielsweise das öffentliche geschaltete Telefonnetzwerk (PSTN: Public Switched Telephone Network), das weltweite Internet oder ein geeignetes LAN

(Local Area Network) oder WAN (Wide Area Network). Der Datenaustausch zwischen der Netzwerkeinheit 10/11/12/14/15 und der Recheneinheit 30 erfolgt z.B. über eine entsprechende softwaremässig und/oder hardwaremässig realisierte Schnittstelle. Die Netzwerkeinheit 10/11/12/14/15 kann z.B. ein Personal Computer (PC), ein PDA, ein Laptop oder ein Mobilfunkgerät sein und kann, z.B. basierend auf einem Identifikationsmodul der Netzwerkeinheit 10/11/12/14/15, von einem Conditionalaccessserver z.B. anhand der Rufnummer (MSISDN: Mobile Subscriber ISDN bzw. IMSI: International Mobile Subscriber Identification) eindeutig identifiziert werden. Das Identifikationsmodul kann, z.B. wie in den Vereinigten Staaten bei Mobilfunkgeräten üblich, ein fester Bestandteil der Netzwerkeinheit 10/11/12/14/15 sein oder, wie in Europa gebräuchlicher, eine entfernbare Chipkarte, wie z.B. eine SIM-Karte (Subscriber Identification Module), WIM-Karte (WAP Identity Module) oder eine UIM (UMTS Identity Module) oder Smart-Card. Die Chipkarte weist z.B. Kretitkarten-Format ISO 7816 oder Plug-In-Format auf. Die Zuordnung der Rufnummer zum Identifikationsmodul kann z.B. über ein HLR (Home Location Register) erfolgen, indem im HRL die IMSI (International Mobile Subscriber Identification) einer Rufnummer, z.B. einer MSISDN (Mobile Subscriber ISDN) zugeordnet abgespeichert ist. Die Identifikation kann z.B. aber auch durch die Eingabe eines PIN (Personal Identity Number) oder über eine biometrische ID etc. erfolgen. Mittels der Benutzerprofile 3220,...,3224 kann z.B. für den jeweiligen Benutzer 20,...,24 definierbar sein, welche Unternehmen 601,...,603 und/oder Finanzmärkte 50/51/52 und/oder Titelkategorien zum Bestimmen der Kreditingdaten zu berücksichtigen sind. Der Kommunikationskanal 40/41 kann z.B. das internationale Backbone Netz Internet umfassen. Der Kommunikationskanal 40/41 kann aber z.B. auch ein Mobilfunknetz, insbesondere ein GSM- und/oder ein UMTS-Mobilfunknetz und/oder ein WLAN umfassen. In den Benutzerprofilen 3220,...,3224 bzw. in einem Kreditingrequest kann ein Benutzer 20,...,24 z.B. festlegen, von welchen Unternehmen 601,...,603 er das Kreditrisiko bestimmt haben möchte. Insbesondere kann er auch ein Kreditrisikoportfolio angeben, für welches das Kreditrisiko bestimmt werden soll. Für das Kreditportfolio werden erfindungsgemäss nicht nur die

Einzelrisiken berücksichtigt, sondern auch die Risikokorrelationen, wie weiter unten gezeigt wird. Mittels des Benutzerprofils 3220,...,3224 kann ein Benutzer

22

z.B. auch eine automatisierte Überwachung für einen Einzelkredit und/oder ein Kreditportfolio bestimmen. Die Resultate werden von der Recheneinheit 30 entweder direkt an die entsprechende Netzwerkeinheit 10,...,14 gesendet und/oder auf einem Datenspeicher der Zentraleinheit 30 für den Benutzer
20,...,24 zugreifbar abgespeichert. Schliesslich ist zu erwähnen, dass z.B. auch Verrechnungsdaten mindestens teilweise periodisch während und/oder nach dem Zugriff auf die Recheneinheit 30 an einen Transactionsserver übermittelt werden können, welcher Transactionsserver die weitere Verrechnung von Kosten bzw. der vom Benutzer 20,...,24 bezogenen Leistung übernimmt.
Ebenfalls ist es möglich, einen Geldbetragswert in einem Datenspeicher der Netzwerkeinheit 10,...,14, wie z.B. einer Chipkarte, zu speichern und die Kosten basierend auf Kostendaten, welche die Kostenbeträge für den Zugriff auf Daten der Recheneinheit 30 pro festgelegte Berechnungseinheit umfassen, belasten. Dadurch wird es möglich, das Verfahren und System als Dienst
Dritten innerhalb eines Netzwerkes anzubieten.

Für die Ausführungsvarianten zur Bestimmung von Risikoparameter eines Kreditportfolios ist es wichtig darauf hinzuweisen, dass das Risiko eines Kreditporfolios nicht identisch mit der Summe der Einzelrisiken ist. Um das Kreditrisiko, insbesondere das Kreditrisiko innerhalb eines Kreditportfolios, zu bestimmen, muss das System bzw. das Verfahren die gemeinsame Stochastik aller Risikos berücksichtigen. Erst dies erlaubt eine wirkliche Quantifizierung des Gesamtrisikos eines Portfolios und damit eine automatisierte Verwaltung des Portfolios. Das heisst, dass alle Korrelationen zwischen den Einzelrisiken mitberücksichtigt werden müssen. Unter Korrelation bzw. Ausfallkorrelation versteht man die Wahrscheinlichkeit, für einen Ausfall beispielsweise von zwei Schuldnern, wobei diese gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit eben nicht gleich der Einzelausfallwahrscheinlichkeit ist. Ebenfalls sollte das System korrekt erfassen können, wie die Recovery Rates von zwei Kreditnehmern zusammenhängt. Das System muss sowohl die Anzahl der Ausfälle, als auch die Höhe der daraus resultierenden Verluste erfassen. Für das System kann es sinnvoll sein, Korrelationen von Recoveryrates mit zu berücksichtigen. Ebenfalls ist es wichtig, dass das System Korrelationen zwischen Recovery Rates und Ausfallwahrscheinlichkeiten erfasst. Als Beispiel kann hier der Fall der Baufinanzierung angeführt werden. Im Allgemeinen hängt die Recovery

Rate massgeblich vom Niveau der Grundstücks- und Immobilienpreise ab, die ihrerseits eine wichtige Determinante der Insolvenzquote von Immobilienkrediten ist. Sofern kreditrisikobehaftete Finanzinstrumente als Sicherheit fungieren (z.B. Corporate Bonds), ist die Recovery Rate abhängig von dem Wert der Anleihe und damit von der Entwicklung der Konkurswahrscheinlichkeit. Die im Stand der Technik bekannten Kreditrisikosysteme zeigen jedoch den Nachteil, dass sie zumeist weit davon entfernt sind, Portfolioeffekte auf einem so detaillierten Niveau erfassen zu können. Aus naheliegenden Gründen (im wesentlichen sind die Verfügbarkeit von Daten sowie die Komplexität der Problemstellung zu nennen) beschränken die Verfahren des Standes der Technik ihre Analyse von Korrelationseffekten im Kreditrisikobereich auf die Berücksichtigung von stochastischen Abhängigkeiten innerhalb der Gruppe der Kreditereignisse. Dabei wird meist nur die Korrelationsanalyse von Ausfällen beachtet. Stochastische Abhängigkeiten im Bereich der Befriedigungsquoten oder des Kreditexposures können entweder gar nicht oder nur über stark vereinfachende ad hoc Annahmen (z.B. Unabhängigkeitsannahmen) berücksichtigt werden. Bei den Korrelationen ist bekannt, dass der stärkste Einfluss auf ein Kreditportfoliorisiko die Ausfallkorrelation bzw. die Wahrscheinlichkeit eines gleichzeitigen Ausfalls mehrerer Schuldnern aufweist. Als Beispiel sei hier die Insolvenzzeitreihen für Deutschland gezeigt (Figur 2; Statistisches Bundesamt Deutschland), wobei sich quantitativ erfassen lässt, dass die Ausfallraten in verschiedenen Branchen offensichtlich nicht voneinander unabhängig sind. Offenbar existiert ein gemeinsamer Hintergrundfaktor wie die "allgemeine Wirtschaftslage". Dies führt zu einer gleichgerichteten Entwicklung der Ausfallraten im Zeitablauf. Daraus folgt, dass Ausfallereignisse keine stochastisch voneinander unabhängigen Ereignisse sein können. Die Referenznummern in Figur 2 zeigen die Insolvenzreihe für Aggregat 71, Banken und Versicherungen 72, Energie und Bergbau 73, Telekommunikation und Transport 74, Dienstleistungen 75, Landwirtschaft 76, Bau 77, Verarbeitende Industrie 78 und Handel 79. In einer erfindungsgemässen Ausführungsvariante mit einem zusätzlichen neuronalen Netzwerk können die obengenannten Korrelationen ohne Modellannahme mitberücksichtig werden. Dazu umfasst das System und/oder Verfahren zur automatisierten Bestimmung von Kreditportfoliorisiken mehrere Module und/oder Systeme zur Berechnung

24

von Kreditingdaten und/oder Kreditrisikos einzelner Unternehmen 601,...,603. Die Module und/oder Systeme zur Berechnung von Kreditingdaten und/oder Kreditrisikos können wie oben ausgeführt hardwaremässig und/oder softwaremässig realisiert sein. Diese Ausführungsvariante umfasst mindestens 5 ein zusätzliches neuronales Netzwerk zur Bestimmung eines Kreditportfoliorisikos und/oder Ausfallkorrelationsrisikos basierend auf den Kreditingdaten und/oder Kreditirisikos einzelner Unternehmen 601,...,603. Das mindestens eine zusätzliche neuronale Netzwerk kann z.B. ebenfalls eine feedforward Struktur besitzen, wobei andere Strukturen ebenfalls vorstellbar sind. Die Inputdaten des mindestens einen zusätzliches neuronales Netzwerk umfassen dabei die Outputdaten der einzelnen Module und/oder Systeme zur Berechnung von Krediteinzelrisiken der Unternehmen 601,...,603. Neben den Outputdaten der Module zum Berechnen der Einzelrisikos können die Inputdaten des zusätzlichen neuronalen Netzwerkes auch weitere Daten, wie z.B. Börsendaten und/oder Wirtschaftsdaten umfassen. Zum Trainieren des zusätzlichen Netzwerkes kann z.B. auf verfügbare Daten für Ausfallrisiken und/oder Ausfallkorrelationen früherer Jahre zurückgegriffen werden. Mit dieser Ausführungsvariante können damit Kreditportfoliorisiken korrekt bestimmt werden, ohnen dass auf Modellannahmen z.B. über die Ausfallkorrelationen der Unternehmen 601,...,603 zurückgegriffen werden muss. Da insbesondere empirische Abschätzungen in der Ausführungsvariante nicht notwendig sind, erlaubt das erfindungsgemässe System und Verfahren auch eine automatisierte Überwachung und Verwaltung von Kreditrisikoportfolios, was mit den Verfahren des Stand der Technik so nicht möglich war.

## Ansprüche

1. Computergestütztes System zur automatisierten Kreditrisikoindexierung, welches Mittel (30) zum Erfassen und Auswerten von Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten umfasst, mittels welchen mindestens Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) bestimmbar sind, dadurch gekennzeichnet,

dass das System ein Speichermodul (31) umfasst, in welchem vordefinierte Börsendaten (3111/3121) und/oder Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) den einzelnen Unternehmen (601/602/603) zugeordnet abgespeichenbar sind, und

dass das System zur automatisierten Bestimmung der Kreditingdaten und/oder der Erwartungswerte für die Kreditingdaten basierend auf den Börsendaten (3111/3121) und/oder den Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) eines bestimmten Unternehmens (601,...,603) mindestens ein neuronales Netzwerkmodul (33) umfasst.

- 2. Computergestütztes System nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass das mindestens eine neuronale Netzwerkmodul (33) mindestens ein neuronales Netzwerk mit einer feedforward Struktur umfasst.
- 3. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, dass Trainingsinputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules (33) die Börsendaten (3111/3121) und/oder die Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) umfassen und entsprechende Trainingsoutputwerte ein Kreditrating der entsprechenden Unternehmen (601/602/603) umfassen.
  - 4. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 bis 3, dadurch gekennzeichnet, dass das System ein Filtermodul (34) zum automatisierten unternehmensspezifischen Erfassen von Börsendaten (3111/3121) verschiedener Finanzplätze (50/51/52) umfasst.

- 5. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 bis 4 dadurch gekennzeichnet, dass das System ein Filtermodul (35) zum automatisierten unternehmensspezifischen Erfassen von Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) von mindestens einem entsprechenden Speichermodul (61) umfasst.
- 6. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 4 oder 5, dadurch gekennzeichnet, dass mindestens eines der Filtermodule (34/35) einen definierbaren Zeitintervall umfasst, welcher einen Erwartungszeitraum zwischen den zu berechnenden Erwartungswerten und den Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) und/oder Börsendaten (3111/3121) der einzelnen Unternehmen (601/602/603) bestimmt.
- 7. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 bis 6, dadurch gekennzeichnet, dass die Inputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkes (33) Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens (601/602/603) umfassen.
  - 8. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 bis 7, dadurch gekennzeichnet, dass die Kreditingdaten mindestens einen Kreditrisikoindex für das entsprechende Unternehmen (601/602/603) umfassen.
- 9. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 1 bis 8, dadurch gekennzeichnet, dass das System ein oder mehrere Netzwerkeinheiten (10/11/12/14/15) umfasst, mittels welchen in einer Benutzerdatenbank (32) abgespeicherte Benutzerprofile (3220,...,3224) von einem ihm zugeordneten Benutzer (20,...,24) über einen Kommunikationskanal (40/41) zugreifbar ist und/oder ein Kreditingrequest an die Recheneinheit (30) sendbar ist.

- 10. Computergestütztes System nach Anspruch 9, dadurch gekennzeichnet, dass mittels der Benutzerprofile (3220,...,3224) für den jeweiligen Benutzer (20,...,24) definierbar ist, welche Unternehmen (601,...,603) und/oder Finanzmärkte (50/51/52) und/oder Titelkategorien zum Bestimmen der Kreditingdaten zu berücksichtigen sind.
  - 11. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 9 oder 10, dadurch gekennzeichnet, dass der Kommunikationskanal (40/41) das internationale Backbone Netz Internet umfasst.
- 12. Computergestütztes System nach einem der Ansprüche 9 oder
   10, dadurch gekennzeichnet, dass der Kommunikationskanal (40/41) ein
   Mobilfunknetz, insbesondere ein GSM- und/oder ein UMTS-Mobilfunknetz und/oder ein WLAN umfasst.
- 13: Computergestütztes System, dadurch gekennzeichnet, dass das System mehrere Module und/oder Systeme zur Berechnung von Kreditingdaten und/oder Kreditrisikos einzelner Unternehmen (601,...,603) nach einem der Ansprüche 1 bis 12 umfasst, und dass das System mindestens ein zusätzliches neuronales Netzwerkmodul zur Bestimmung eines Kreditportfoliorisikos und/oder Ausfallkorrelationsrisikos basierend auf den Kreditingdaten und/oder Kreditirisiokos einzelner Unternehmen (601,...,603) umfasst, wobei die Inputdaten des mindestens einen zusätzlichen neuronalen Netzwerkmodules Outputdaten der Module zur Bestimmung von Kreditingdaten und/oder Erwatrungswerten von Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) umfassen.
- 14. Computergestütztes System nach Anspruch 13, dadurch
   gekennzeichnet, dass das mindestens eine zusätzliche neuronale
   Netzwerkmodul eine feedforward Struktur besitzt.
  - 15. Computergestütztes Verfahren zur automatisierten Kreditrisikoindexierung, in welchem Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten erfasst und ausgewertet werden, wobei Erwartungswerte für

WO 2005/048143

10

20

Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) berechnet werden, dadurch gekennzeichnet,

dass mittels einem Speichermodul (31) vordefinierte Börsendaten (3111/3121) und/oder Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) den einzelnen Unternehmen (601,...,603) zugeordnet abgespeichert werden, und

dass die Erwatungswerte der Kreditingdaten basierend auf den Börsendaten (3111/3121) und/oder den Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) eines bestimmten Unternehmens (601,...,603) mittels eines neuronalen Netzwerkmodules (33) bestimmt werden.

- 16. Computergestütztes Verfahren nach Anspruch 15, dadurch gekennzeichnet, dass als mindestens ein neuronales Netzwerkmodul (33) ein neuronales Netzwerkmodul mit einer feedforward Struktur verwendet wird.
- 17. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 oder 16, dadurch gekennzeichnet, dass als Trainingsinputwerte des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodul (33) die Börsendaten (3111/3121) und/oder die Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) verwendet werden und entsprechend als Trainingsoutputwerte ein zugeordnetes Kreditrating der entsprechenden Unternehmen (601/602/603) verwendet wird.
- 18. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 bis 17, dadurch gekennzeichnet, dass mittels eines Filtermoduls (34) Börsendaten (3111/3121) verschiedener Finanzplätze (50/51/52) automatisch unternehmensspezifisch erfasst werden.
- 19. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 bis
  18, dadurch gekennzeichnet, dass mittels eines Filtermoduls (35)
  Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) von mindestens einem entsprechenden Speichermodul (61) automatisch unternehmensspezifisch erfasst werden.

20

- 20. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 18 oder 19, dadurch gekennzeichnet, dass bei mindestens einem der Filtermodule (34/35) ein Zeitintervall definiert wird, welcher einen Erwartungszeitraum zwischen den zu berechnenden Erwartungswerten und den Unternehmensbilanzierungsdaten (3112/3122) und/oder Börsendaten (3111/3121) den einzelnen Unternehmen (601/602/603) bestimmt.
- 21. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 bis 20, dadurch gekennzeichnet, dass als Inputparameter des mindestens einen neuronalen Netzwerkmodules (33) Daten basierend auf Zinsendeckung (interest coverage) und/oder Verhältnis von Schulden zu Kapital (ratio of debt to total assets) und/oder Gewinnwachstum (earnings growth) und/oder totale Schulden (total debt) und/oder Börsenkapitalisierung des Eigenkapitals (market capitalisation of equity) und/oder Volatilität des Eigenkapitals (volatility of equity) und/oder Verhältnis von Schulden zur Börsenkapitalisation (ratio of debt to market capitalisation of equity) des jeweiligen Unternehmens (601/602/603) verwendet werden.
  - 22. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 bis 20, dadurch gekennzeichnet, dass die Kreditingdaten und/oder Erwartungswerte für Keditingdaten mindestens einen Kreditrisikoindex für das entsprechende Unternehmen (601/602/603) umfassen.
  - 23. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 15 bis 22, dadurch gekennzeichnet, dass mittels den Netzwerkeinheiten (10/11/12/30/31) auf ein in einer Benutzerdatenbank (32) abgespeichertes Benutzerprofil (3220,...,3224) von einem ihm zugeordneten Benutzer (20,...,24) über einen Kommunikationskanal (40/41) zugegriffen wird und/oder ein Kreditingrequest an die Recheneinheit (30) gesendet wird.
- 24. Computergestütztes Verfahren nach Anspruch 23, dadurch gekennzeichnet, dass mittels der Benutzerprofile (3220,...,3224) für den jeweiligen Benutzer (20,...,24) bestimmt wird, welche Unternehmen (601,...,603) und/oder Finanzmärkte (50,...,52) und/oder Titelkategorien zur Bestimmung der Kreditingdaten verwendet werden.

- 25. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 23 oder 24, dadurch gekennzeichnet, dass der Kommunikationskanal (40/41) das internationale Backbone Netz Internet umfasst.
- 26. Computergestütztes Verfahren nach einem der Ansprüche 23 oder 24, dadurch gekennzeichnet, dass der Kommunikationskanal (40/41) ein Mobilfunknetz, insbesondere ein GSM- und/oder ein UMTS-Mobilfunknetz und/oder ein WLAN umfasst.
- 27. Computergestütztes Verfahren, dadurch gekennzeichnet, dass mittels mehrerer Module und/oder Systeme Kreditingdaten und/oder Kreditrisikos einzelner Unternehmen (601,...,603) nach einem der Ansprüche 1 bis 12 bestimmt werden, und mittels mindestens einem zusätzlichen neuronalen Netzwerk basierend auf den Kreditingdaten und/oder Kreditrisikos der einzelnen Unternehmen (601,...,603) Kreditportfoliorisikos und/oder Ausfallkorrelationsrisikos bestimmt werden, wobei die Inputdaten des mindestens einen zusätzlichen neuronalen Netzwerkes Outputdaten der Module zur Berechnung von Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) umfassen.
  - 28. Computergestütztes Verfahren nach Anspruch 27, dadurch gekennzeichnet, dass das mindestens eine zusätzliche neuronale Netzwerkmodul eine feedforward Struktur besitzt.
  - 29. Computerprogrammprodukt, welches ein computerlesbares Medium mit darin enthaltenen Computerprogrammcodemitteln zur Steuerung eines oder mehrerer Prozessoren eines computer-basierten Systems zur automatisierten Kreditrisikoindexierung umfasst, wobei basierend auf Unternehmensbilanzierungsdaten und/oder Börsendaten Erwartungswerte für Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) berechnet werden, dadurch gekennzeichnet,

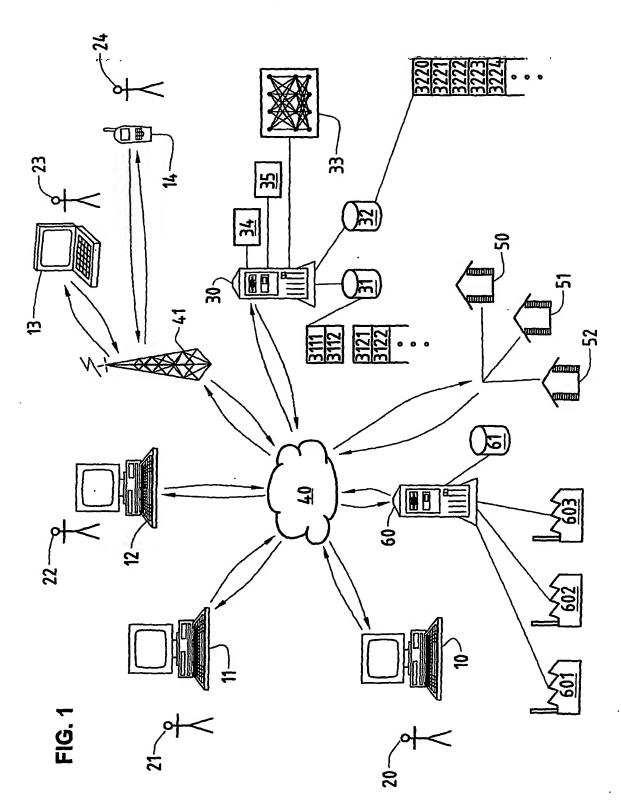
dass mittels des Computerprogrammproduktes mindestens ein neuronales Netzwerkmodul softwaremässig generierbar und zur

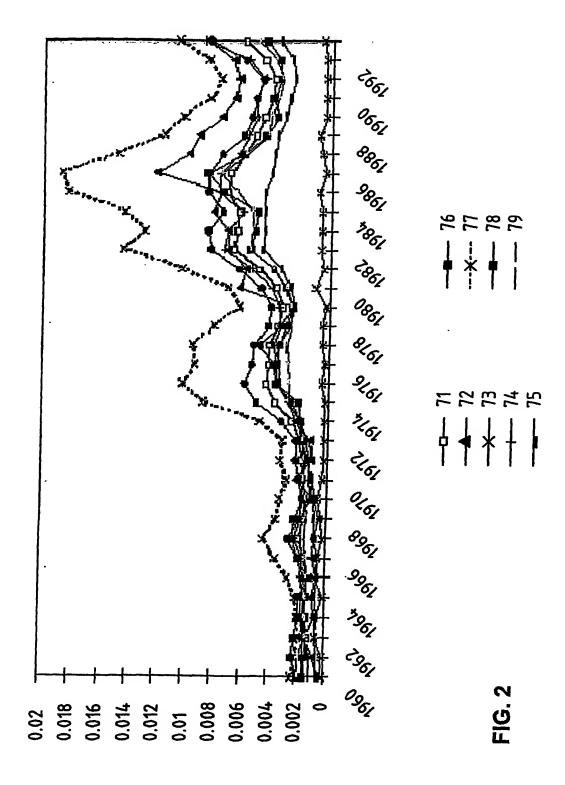
31

automatisierten Bestimmung der Kreditingdaten und /oder Erwartungswerten für Kreditingdaten verwendbar ist.

- 30. Computerprogrammprodukt, welches ein computerlesbares
  Medium mit darin enthaltenen Computerprogrammcodemitteln zur Steuerung
  eines oder mehrerer Prozessoren eines computerbasierten Systems zur
  automatisierten Kreditindexierung umfasst, wobei das
  Computerprogrammprodukt zur Berechnung von Kreditingdaten einzelner
  Unternehmen (601,...,603) Computerprogrammprodukte nach einem der
  Ansprüche 1 bis 12 umfasst, dadurch gekennzeichnet,
- dass mittels des Computerprogrammproduktes mindestens ein zusätzliches neuronales Netzwerkmodul softwaremässig generierbar ist zur Bestimmung eines Kreditportfoliorisikos basierend auf den Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603), wobei die Inputdaten des mindestens einen zusätzlichen neuronalen Netzwerkmodul Outputdaten der neuronalen Netzwerkmodule zur Berechnung von Kreditingdaten und/oder Erwatungswerten von Kreditingdaten einzelner Unternehmen (601,...,603) umfassen.
  - 31. Computerprogrammprodukt, welches in den internen Speicher eines digitalen Computers ladbar ist und Softwarecodeabschnitte umfasst, mit denen die Schritte gemäss einem der Ansprüche 15 bis 28 durchführbar sind, wenn das Produkt auf einem Computer läuft, wobei die neuronalen Netzwerkmodule softwaremässig und/oder hardwaremässig generierbar sind.

1/2





### INTERNATIONAL SEARCH REPORT



A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER IPC 7 G06F17/60

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

### B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) IPC  $\,7\,$  G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practical, search terms used)

EPO-Internal, WPI Data, PAJ

C. DOCUM	ENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT	
Category °	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	US 2003/018550 A1 (ROTMAN FRANK LEWIS ET AL) 23 January 2003 (2003-01-23) column 3, paragraph 49 - column 7, paragraph 87; claims 17,54,90; figures 1-5	1-31
X	US 5 696 907 A (TOM MOHIMM DANIEL) 9 December 1997 (1997-12-09) column 1, lines 30-43; claims 1,31; figures 1,6,7 column 2, line 22 - column 3, line 16 column 3, lines 39-42 column 5, line 45 - column 7, line 35	1-31
X	DE 197 34 735 A (LORY PETER PROF DR) 18 February 1999 (1999-02-18) page 3, line 50 - page 5, line 31; claim 1; figures 1,6 page 10, line 14 - page 11, line 28	1-31

Y Further documents are listed in the continuation of box C.	Patent family members are listed in annex.
Special categories of cited documents:  'A' document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance  'E' earlier document but published on or after the international filing date  'L' document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)  'O' document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means  'P' document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	<ul> <li>"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention</li> <li>"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone</li> <li>"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art.</li> <li>"&amp;" document member of the same patent family</li> </ul>
Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the International search report
2 November 2004	16/11/2004
Name and mailing address of the ISA	Authorized officer
European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL – 2280 HV Rijswijk Tel. (+31–70) 340–2040, Tx. 31 651 epo nl, Fax: (+31–70) 340–3016	Rüster, H-B

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International Application No CT/EP2004/051470

	FG1/EP2004/051470				
	Continuation) DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT				
Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.			
X .	EP 0 468 229 A (HNC INC) 29 January 1992 (1992-01-29) column 12, line 13 - column 13, line 28; claims 1-11; figures 1,6-9	1-31			
		·			
,	·				
į					

# BEST AVAILABLE COPY

### Information on patent family members

# International Application No FCT/EP2004/051470

Patent document cited in search report		Publication date	Patent family member(s)		Publication date	
US 2003018550	A1	23-01-2003	AU EP WO	3858101 A 1279124 A1 0163521 A2	03-09-2001 29-01-2003 30-08-2001	
US 5696907	A	09-12-1997	NONE			
DE 19734735	Α	18-02-1999	DE	19734735 A1	18-02-1999	
EP 0468229	Α	29-01-1992	EP JP US	0468229 A2 5151188 A 5398300 A	29-01-1992 18-06-1993 14-03-1995	

# INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT



A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES IPK 7 G06F17/60

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPK) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPK

### B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchlerter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole )  $IPK \ 7 \qquad G06F$ 

Recherchierte aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen

Während der internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)

EPO-Internal, WPI Data, PAJ

C. ALS WE	SENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN	
Kategorie°	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
X	US 2003/018550 A1 (ROTMAN FRANK LEWIS ET AL) 23. Januar 2003 (2003-01-23) Spalte 3, Absatz 49 - Spalte 7, Absatz 87; Ansprüche 17,54,90; Abbildungen 1-5	1-31
<b>X</b>	US 5 696 907 A (TOM MOHIMM DANIEL) 9. Dezember 1997 (1997-12-09) Spalte 1, Zeilen 30-43; Ansprüche 1,31; Abbildungen 1,6,7 Spalte 2, Zeile 22 - Spalte 3, Zeile 16 Spalte 3, Zeilen 39-42 Spalte 5, Zeile 45 - Spalte 7, Zeile 35	1-31
х	DE 197 34 735 A (LORY PETER PROF DR)  18. Februar 1999 (1999-02-18)  Seite 3, Zeile 50 - Seite 5, Zeile 31;  Anspruch 1; Abbildungen 1,6  Seite 10, Zeile 14 - Seite 11, Zeile 28  -/	1-31

Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen	X Siehe Anhang Patentfamilie
ausgeführt)  *O* Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht  *P* Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist	<ul> <li>*T* Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Theorie angegeben ist</li> <li>*X* Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden</li> <li>*Y* Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren anderen Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist</li> <li>*&amp;* Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist</li> </ul>
2. November 2004	Absendedatum des internationalen Recherchenberichts  16/11/2004
Name und Postanschrift der Internationalen Recherchenbehörde Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL – 2280 HV Rijswijk Tel. (+31–70) 340–2040, Tx. 31 651 epo nl, Fax: (+31–70) 340–3016	Bevollmächtigter Bediensteter Rüster, H-B

# INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT



	ALS WESTATION AND TOTAL PROPERTY AND THE HATERIAGEN				
C.(Fortsetz Kategorie°	ung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN  Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht komn	nenden Teile	Betr. Anspruch Nr.		
X	EP 0 468 229 A (HNC INC) 29. Januar 1992 (1992-01-29) Spalte 12, Zeile 13 - Spalte 13, Zeile 28; Ansprüche 1-11; Abbildungen 1,6-9		1-31		
	·				
	·				
	·		,		

# INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT

Internationales Aktenzeichen
Internationales Aktenzeichen /EP2004/051470

Im Recherchenbericht angeführtes Patentdokument		i .	Datum der Veröffentlichung	Mitglied(er) der Patentfamilie		Datum der Veröffentlichung
US	2003018550	A1	23-01-2003	AU EP WO	3858101 A 1279124 A1 0163521 A2	03-09-2001 29-01-2003 30-08-2001
US	5696907	Α	09-12-1997	KEINE		
DE	19734735	Α	18-02-1999	DE	19734735 A1	18-02-1999
EP	0468229	Α	29-01-1992	EP JP US	0468229 A2 5151188 A 5398300 A	29-01-1992 18-06-1993 14-03-1995